

合成孔径雷达影像变化检测研究进展

公茂果 苏临之 李豪 刘嘉

(智能感知与图像理解教育部重点实验室, 智能感知与计算国际联合研究中心, 西安电子科技大学, 陕西西安 710071)
(gong@ieee.org)

A survey on change detection in synthetic aperture radar imagery

Gong Maoguo, Su Linzhi, Li Hao and Liu Jia

(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education, International Research Center for Intelligent Perception and Computation, Xidian University, Xi'an, Shaanxi Province 710071)

Abstract Change detection in remote sensing imagery is a significant issue to detect the changes happening between different times at the same area. The change detection task based on synthetic aperture radar (SAR) imagery is widely concerned in recent years due to their independence on time or weather condition. This paper first gives out a brief introduction to the classical steps along with some traditional methods, and then puts its emphasis on the summary of the burgeoning methods proposed recently. By improving the traditional methods, these state-of-the-art algorithms aim at generating a difference image and to analyze it by using the threshold, clustering, graph cut and level set methods, obtaining some satisfactory results and making a contribution to an accurate detection. The algorithms are introduced from the elementary to the profound, and their performances are compared theoretically. To demonstrate their effectiveness, two datasets are tested on every of these algorithms and an objective comparison is made to show the different properties of these algorithms. Finally, several meaningful viewpoints based on the practical problems for the future research of change detection are proposed, throwing light upon some further research directions.

Key words change detection; synthetic aperture radar; remote sensing imagery; clustering; graph cut; level set

摘要 遥感影像变化检测技术用于检测同一地点在一段时间内所发生的变化情况, 具有重要的应用价值。而基于合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR) 影像的变化检测由于其传感器具有不受时段、天气条件影响等优良特性而在近年内受到了广泛的关注。针对 SAR 影像变化检测这一核心任务, 首先对其经典步骤以及每一步的传统方法进行介绍, 然后对在近年来的诸多新兴热点算法加以归纳总结。这些热点算法对差异图的生成以及阈值、聚类、图切和水平集四种常用的差异图分析方法进行了不同程度的研究, 将传统方法针对变化检测任务进行了相应改善, 取得了良好的效果。在由浅入深地介绍了这些算法同时也进行了理论上的分析对比。为了验证这些方法的有效性, 使用了两组数据集对这些方法进行了测试, 定量比较了一些方法的性能。最后针对目前 SAR 影像变化检测技术中需要进一步研究的内容做了展望。

关键词 变化检测; 合成孔径雷达; 遥感影像; 聚类; 图切; 水平集

中图法分类号 TP751.1

基于遥感影像的变化检测是开展环境监测[1], 农业调查[2], 城市研究[3-5], 森林资源监测[6]等地观测应用中的关键技术, 具有迫切的科学应用需求和广泛的应用前景。所谓基于遥感影像的变化检测, 就是从不同时间获取的同一地理区域的多时相遥感影像中, 定性地或定量地分析和确定地表变化特征和过程的技术。由于变化检测技术可以检测出遥感影像的局部纹理变化信息以及辐射值, 在资源和环境监测方面, 可以监测出土地利用以及土地覆盖状况, 森林以及植被的覆盖率, 城市的扩张状况等; 在农业调查方面, 它可以及时的更新地理空间数据, 了解某一地理区域内农作物生长状况等。同时它对于自然灾害监测与评估、军事等领域也有着重要作用。

遥感影像根据工作方式的不同主要可分为光学遥感影像和微波遥感影像。光学遥感是被动遥感, 因此仅接受目标物的自身发射和对自然辐射源的反射能量。而以合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)为代表的微波遥感则是主动式微波成像传感器[7]。SAR 利用脉冲压缩技术和合成孔径原理, 使得距离分辨率和方位分辨率分别加以提高, 进而获取大面积的高分辨率的遥感影像。由于 SAR 传感器的成像原理特殊, 因此可全天时全天候拍摄, 对地表穿透能量强, 对地理纹理特征及金属目标探测能力强, 同时具有多波段多极化的散射特征。

总体来讲, SAR 成像技术相对于光学遥感和其他微波遥感, 不仅具有可变侧视角, 还可以准确并详细地获取地物信息, 更重要的是可以不受气候条件(尤其是恶劣天气状况)的影响, 因此在变化检测技术上得以有着广泛的应用。但是另一方面, SAR 影像的微波成像机理, 使其背景信息大都较为复杂, 尤其地物区域间特征混叠严重, 目标特性差异度量存在较大困难。这些困难体现在结构的敏感性、成像几何畸变、成像系统的干扰、相干斑噪声等方面。其中在单极化 SAR 影像变化检测领域最为突出的困难是对相干斑噪声影响的克服。参考文献[8]指出, SAR 成像系统基本分辨单元内地物的随机后项散射, 使得相位角失去了连续性, 在影像上表现为颗粒状信号相关的强度畸变, 即产生相干斑噪声。一幅 N 视图相干斑噪声的幅度 A 分布服从参数为 σ 的 N 卷积 Rayleigh 分布[8]:

$$p_N(A) = \frac{2N^N}{\sigma^{2N}(N-1)!} A^{2N-1} \exp\left(-\frac{NA^2}{\sigma^2}\right). \quad (1)$$

这样的噪声是以相乘的形式附加在原图上的, 严重影响 SAR 影像解译的效果。特别是在 SAR 影像变化检测中, 变化类和非变化类相关统计项很难进行准确估计, 在相干斑抑制和细节保持上存在矛盾, 进行

精确的多时相 SAR 影像变化检测存在较大困难。

文献[9]首先给出了单极化 SAR 影像变化检测的基本流程范式, 即经典的三步流程范式: 1) 预处理; 2) 生成差异图; 3) 分析差异图。这一流程范式在专门研究 SAR 影像变化检测的算法的相关文献[10~19]均有所使用。其中预处理是进行 SAR 影像变化检测的第一步, 其目的是让两幅影像在空域和谱域具有一致可比性[9], 为后面的比较作差生成差异图步骤做好基础的准备。在空域上, 两幅影像首先要进行配准处理, 即将两幅 SAR 影像匹配到同一空间场景架构的过程, 目前比较流行的方式是通过尺度不变特征或者互信息特征来对两幅影像进行尺度级别或者灰度级别的配准[20]。而在谱域上, 则需要将因照射条件等原因产生的误差进行辐射校正, 这一点可以通过对全图进行目标区域的划分来实现[21]。

生成差异图和分析差异图这两个步骤是近年来的 SAR 影像变化检测的研究重点方向, 其目的主要是为了尽量减小 SAR 影像受到的相干斑噪声的影响。纵观国内外近几年对 SAR 影像变化检测研究, 研究热潮和发展速度可以说是前所未有的, 但是这些研究往往是基于某一个或几个有限的方面进行深层次探索。鉴于近些年 SAR 影像变化检测技术的快速发展, 我们认为有必要对 SAR 影像变化检测的两个关键步骤作一个全面的介绍, 并对近年来一些经典算法的性能进行实验对比和总结。

本文第 1 部分给出 SAR 影像变化检测基本方法。第 2 部分着重总结一些近年来主流期刊上一些热点算法的思路。第 3 部分介绍实验的设置(包括实验数据集和评价指标), 然后给出所使用算法的实验结果并加以简要分析。第 4 部分对全文进行总结并对变化检测的进一步发展提出展望。

1 SAR 影像变化检测的基本方法

如前所述, SAR 影像变化检测重点在生成差异图和分析差异图两个步骤中。由于 SAR 影像的特殊性质, 这些基本方法和一般的影像处理有所不同, 并且近年来所提出的热点算法也基本上是基于这些基本算法改进的。

1.1 差异图的生成

差异图生成的目的是初步区分两幅 SAR 影像中未变化类和变化类, 并为后续的差异图分析环节提供基础。考虑两幅 SAR 影像 $I_1 = \{I_1(i, j), 1 \leq i \leq A, 1 \leq j \leq B\}$ 和 $I_2 = \{I_2(i, j), 1 \leq i \leq A, 1 \leq j \leq B\}$, 它们分别在 t_1 和 t_2 时刻所获得。这一步的目的就是通过某种差异运算构造一幅和两者尺寸一样的差异图 $I_X = \{I_X(i, j), 1 \leq i \leq A, 1 \leq j \leq B\}$ 。显然, 选择合适的差异运算显得极为重要。

总体来看, 由于 SAR 影像数据的特殊性, 近年来在其差异图生成算法方面理论体系相对比较特殊。差异图的生成, 实际上是找到一个能表征两幅 SAR 影像之间距离矩阵, 这个矩阵经过可视化处理后就是差异图。传统的差异图生成方法主要是通过对像素求差异运算来获得差异图。早期的差异图生成方法主要采用最简单的差值差异运算, 即直接将两幅 SAR 影像相减。但是 SAR 影像在成像机制上与光学遥感影像有较大差异, 许多研究人员已经证实其固有的相干斑噪声的模型为乘性随机噪声[10], 因此差值法无法有效抑制相干斑噪声, 所以常规变化检测方法直接应用于 SAR 影像并不能取得很好的效果。在参考文献[22]中提出, 差值算子不甚符合 SAR 影像的统计模型, 而且从校正误差的角度讲不具有稳定性和鲁棒性。相对于差值运算来讲, 比值算子能够较好地克服对乘性噪声敏感这一缺点, 因此该方法可有效的抑制相干斑, 并逐渐成为主要研究方向, 在较长的一段时期内得到了广泛应用。尽管如此, 比值法没有进一步考虑影像的局部、边缘、类条件分布等先验信息, 因此仍然有改进的余地, 所以在比值算子的基础上, 另有对数比(Log-ratio, LR)算子和均值比(Mean-ratio, MR)算子两种改进方法。

LR 算子在比值差异图的基础上多了一步对数的运算。参考文献[23]提到, 利用 LR 算子将比值差异图转换到对数尺度, 从而将 SAR 影像中的相干斑噪声转换为加性噪声, 并且在经过对数转换后的差异影像得到了非线性收缩, 增强了变化类和非变化类的对比度。对数运算本身的性质能够减小比值运算所带来的较大差异, 所以可以进一步降低未变化类背景部分的野点影响, 在变化区域比未变化区域小的情况下比较有效。但与此同时, LR 运算将两类的区域的边缘信息完好保留的能力相对较弱, 这是因为对数运算收缩性较强, 边缘区域的像素值容易被模糊化的缘故。

MR 算子在参考文献[24]提出。该算子利用了像素的邻域信息, 对于单独出现的野点有一定程度的抑制效果。这是由于相比的对象不再是对应的孤立像素点, 而是像素点所在的邻域的均值。均值相比起到了空域的滤波效果, 即在生成差异图的同时就对影像本身有了一定程度的去噪功能。但是, 由于缺乏伸缩变换, 如果噪声不是以点状的形式出现而是以成片的形式出现, 则 MR 算子不易有效抑制其影响。

近年来对于差异图的生成方法又有了进一步的研究, 涌现出一些性能优良的热点算法。此外, 目前有许多模型能够为 SAR 影像进行统计建模, 而且又有很多的方法用于衡量统计分布之间的距离来构

建差异图, 这也构成了生成差异图的新兴算法。这些热点算法将在第 2 部分予以介绍。

1.2 差异图的分析

差异图生成以后, 需要对其进行分析, 最终生成一幅黑白二值图 I_B 。常用的分析方法有四种: 阈值分析、聚类分析、图切分析和水平集分析。

阈值法通过某种阈值选择方法找出一个最优阈值以后, 将差异图以阈值像素值为界划分为两类。以往的阈值往往需要人工来确定, 但是随着科技发展, 更多科研人员更加青睐无监督的阈值选取。其中无监督的最优阈值的选取方法比较经典的有 Kilter & Illingworth(KI)法[25]和期望最大化(Expectation Maximization, EM)法[26], 这两种方法首先都需要通过建立模型对未变类和变化类的类条件分布进行直方图拟合, 最后通过 Bayes 最小错误率准则来使得两类分布的后验概率相等来择出最优阈值 T^* 。类条件分布模型比较常用的有 Gaussian 模型、广义 Gaussian(GG)模型、对数正态(LN)模型等等。这两种方法的不同之处在于: KI 法通过建立性能指标函数, 并求出函数最小值来寻找对应 T^* ; EM 法则是通过迭代不断最大化期望值来求得 T^* 。阈值法的优点是运算速度快, 方法简明, 但是存在精确度不够高等问题。

聚类法是通过差异图运用聚类算法得到未变类和变化类的两个聚类中心, 然后通过近邻法分割出两类。聚类方法有硬聚类和模糊聚类两种, 硬聚类以 K 均值聚类(K-means, KM)法[27]为代表, 模糊聚类以模糊 C 均值聚类(Fuzzy C-means, FCM)法[28]为代表。硬聚类 KM 用贪婪算法推导出, 利用类间距离最大和类内距离最小这两点, 通过迭代找到合适的聚类中心, 但由于硬划分的原因会造成一些误差。模糊聚类 FCM 在此基础上又加入了模糊集合知识, 生成有隶属度矩阵, 因此能够更为有效地保留更多数据原有的特性, 从而使分类精度得以提高, 因此在现今成为一种更为流行的聚类基本方法。聚类法的优点是不需要建立模型, 比阈值法灵活, 但是由于上述的两种基本的聚类法没有考虑数据在空域上的诸多其他信息, 因此仍旧对影像噪声比较敏感。

图切法是另一种影像的二分类方法, 本质上是将来未变化类和变化类的标签分配给诸像素点。该方法通过对给定的约束函数不断进行能量优化, 而当能量达到最小时, 影像像素就可以对应于最优的标签。在早期的视觉影像问题中, 图切法用于空间变量的噪声测量。近几年, 诸多实验证实了在影像分割领域运用图切法进行优化的可行性[29], 参考文献[30]和[31]也说明了图切是解决差异图分析的有效方法。差异图的分

析本身是一个二分类问题,即对每个像素点进行分
类,因此可以根据差异图自身的性质构造合适的能量
函数,并且使用图切法最小化这个能量函数,使得能
量最小时,每一个像素点都属于一个最合适的分类。
图切法的能量函数包含两部分:数据函数和平滑函
数。数据函数值用于衡量影像中某像素点与其当前
所持标签的拟合程度大小,平滑函数则相当于在某
一邻域中两个像素点之间不连续性的惩罚函数[32]。

此外,基于水平集模型的方法近年来在影像分割
领域引起了广泛的关注。水平集利用曲线演化将二
维闭合曲线的演化问题转化为三维空间中水平集函
数曲面演化的隐含方式来求解,即构造一个三维的
水平集函数,然后求使其值为零的解构成的曲线集
合,从而获得影像分割的结果。Chan 和 Vese 在参
考文献[33]中根据 Mumford-Shah 泛函模型[34]
和变分水平集方法提出了著名的 CV 模型。该模型
是基于区域的分析方法,具有很好的内部边缘和弱
边缘的检测能力。通过不断优化能量函数的过程
中不断修正水平集函数,轮廓曲线演化方程被转
化成求解数值化偏微分方程的问题。SAR 影像
变化检测的差异图由于受到噪声的影响,容易在
区域内或边界上产生野点现象,因此可以在其能
量函数中加上若干邻域或者边缘信息,适应于拓
扑结构变化的处理。在曲线的分裂或者合并等过
程中,不但具有较高的计算精度,而且算法稳定性
强,可以有效降低这些野点在分析过程中的干扰。
近年来国内外诸多科研人员都在致力于研究关于
CV 模型的进一步优化和改进,并加以运用到变
化检测的差异图分析方面。

有关 SAR 影像的差异图分析方法是这几年来
的热点问题,许多科研人员对以上的基本方法进行
研究并加以合理改良,使得最终获得优良的分析
结果。

2 近年热点算法介绍

SAR 影像变化检测研究在近年来得到了广泛
的关注,国内外的诸多优秀团队对其进行了广泛
而又细致的研究,取得了一些较为可喜的成果。本
节将对近年来一些国内外知名期刊中的 SAR 影
像变化检测热点方法予以介绍和汇总。

2.1 差异图生成热点算法

近年来差异图生成的热点算法主要是基于邻
域信息的融合改进。Zheng 等在参考文献[11]中
提出了一种简单实用的差异图融合方法,即组合
差异图法(Combined Difference Image, CDI)。该
方法对差值差异图和 LR 差异图进行参数加权
获得新的差异图。CDI 法将差值差异图和 LR
差异图分别进行均值滤波

和中值滤波,初步去除噪声干扰和野点,然后利
用人工加权的参数获得最终的融合差异图。这种
方法简单易行,且适合于并行处理,速度较快。但
是其中含有人工参数,需要多次测试才能得出最
优的参数值,不易根据影像本身的性质进行自动
选择。

为了去除人工参数,使得差异图生成实现进
一步的无监督化,Gong 等在参考文献[12]中提
出了一种基于邻域的比值差异图算法(Neighbor
hood-based Ratio, NR)。和 MR 算子不同的是,
NR 算子并不是简单应用一个邻域窗口内像素强
度的均值信息,而是对比值差异图和 MR 差异图
的一个加权平均。这个权值可以表征中心像素所
在的位置是处于匀质区域还是异质区域,低值对
应匀质区域,高值对应异质区域。NR 算子构建
的差异图充分结合了像素点的灰度信息和空间信
息,而加权参数完全由影像自身的性质确定,提
高了差异图构造的鲁棒性。

小波融合(Wavelet Fusion, WF)法是 Ma 等
在参考文献[13]中提出的另一种差异图构造方
法。如第 1 部分所述,LR 差异图从细节上能够
较好地去除背景噪声,而 MR 差异图则对变化区
域整体信息保持较好,因此 WF 算子结合两种
差异图的优势对两者进行有效融合。首先对已
生成的 LR 和 MR 差异图分别进行小波变换,再
分别抽取 MR 差异图的低频段和 LR 差异图的高
频段,也就是抽取了 MR 差异图的整体信息和 LR
差异图的细节信息。然后对 LL、LH、HL 和
HH 按照基于邻域的融合规则进行融合,生成一
幅新的小波变换图。最后进行小波逆变换,得到
了 WF 融合差异图。这种方法通过结合了小波变
换的性质,使两种差异图的优点通过小波融合结
合在一起。

通过结合 SAR 影像纹理和强度特征来构造
差异图(Intensity and Texture, IT)是又一热点
算法。Gong 等在文献[33]中将输入的两幅 SAR
影像进行稀疏和低秩系数的分解,分别得到了对
应的强度和纹理信息。该方法对这两种信息分别
构建差异图,然后进行融合。这样做既提取出了
SAR 影像中主要变化的区域,又能防止斑点噪
声对差异图性能产生影响,尤其是在性能保持这
一性能上具有较强的鲁棒性。

2.2 阈值法分析差异图热点算法

阈值法分析简单易操作,主要通过模型选择
确定最优阈值。最终的二值图 I_B 由公式(2)确
定:

$$I_B(i, j) = \begin{cases} 1 & I_X(i, j) > T^* \\ 0 & I_X(i, j) \leq T^* \end{cases} \quad (2)$$

如前所述,近年来无监督的阈值选择方法颇
受到研究人员的关注。Bazi 等在 2005 年就提
出了用 KI 阈值法来分析差异图[10];在 2006
年 Moser 和 Serpico

又在之后联合提出了广义 KI (Generalized KI, GKI) 阈值选择算法[14]。GKI 所构建的性能指标函数包含了模型的整个类条件分布表达式, 比起 KI 的指标函数利用了更多的模型信息。不仅如此, Moser 和 Serpico 还扩充了可选择模型的种类, 即在 Gaussian 和 GG 模型上又增加了 Nakagami-ratio、Log-normal 和 Weibull-ratio 这三种模型, 在操作中可以根据实际情况灵活使用。此外, 为了充分发挥出 GKI 方法的优势, Hu 和 Ban 在 2014 年提出了一种直方图优化方法[5]。这种方法在运用 GKI 之前先对直方图进行优化处理, 这样能够有效地解决直方图为单峰时 GKI 处理所遇到的困难问题。

EM 方法原先用于估计缺损数据的统计情况[26], 由于 SAR 影像差异图的灰度直方图常常有混叠现象, 因此可以认为是一种缺损数据, 因此 EM 方法也在此适用。2000 年, Bruzzone 和 Prieto 首先将基于 Gaussian 模型的 EM 算法应用于差异图的阈值分析上[34], 并推算出了其迭代公式。而在 2006 年, Bazi 等将基于性能更加优良的 GG 模型的 EM 算法用于影像分割[35], 并举了变化检测的差异图分析为例。不仅如此, 他们还提出了用进化算法中经典的遗传算法来对 EM 算法进行初始化, 细化了算法流程。这个算法的优点是对影像及其变化区域分布状况的可选范围广, 但是由于要对两类同时进行 EM 算法估计, 需要比较繁杂的初始化及迭代计算。

针对 EM 算法初始化和迭代计算繁杂的问题, Su 等在 2013 年提出了一种局部拟合兼半期望最大化 (Locally Fitting and Semi-EM, LF&SEM) 方法[15]。该方法适用于变化区域的比例相对较小的普适情况, 充分利用了这种情况下灰度直方图的特点。该方法首先锁定了最优阈值必然出现的一个子区间, 使得未变化类模型的拟合区间限定在这个子区间内而不像其余的方法去拟合全部灰度级。然后根据未变化类拟合的信息, 对于被混叠的变化类采取了基于 GG 模型的 EM 迭代。这种方法充分考虑到未变化类和变化类的分布特点, 将两类的拟合方式加以区分, 采取了局部拟合和搜索策略, 缩减了拟合区间和搜索长度。由于计算复杂的 EM 法只用在变化类估计上, 所以其迭代计算量只有上述 EM 计算量的一半; 同时由于未变化类的精确估计在先, 因此也不需要进行复杂的初始化, 进一步降低了算法时间消耗。

2.3 聚类法分析差异图热点算法

聚类法不需要建立模型, 这一点比阈值法要灵活。最终的二值图 I_B 由公式(3)确定:

$$I_B(i, j) = \begin{cases} 1 & \|I_X(i, j) - c_U\| \leq \|I_X(i, j) - c_U\| \\ 0 & \|I_X(i, j) - c_U\| > \|I_X(i, j) - c_U\| \end{cases}, \quad (3)$$

其中 c_U 和 c_C 分别代表未变化类和变化类的聚类中心。

近年来改进的差异图聚类分析方法主要是利用邻域信息对 FCM 的改进。Wei 等在 2006 年通过在目标函数上加入了 3×3 邻域的空间约束, 提出了快速广义模糊 C 均值 (Fast Generalized Fuzzy C-means, FGFCM) 聚类法[36], 提高了模糊聚类在影像分割方面的精度。但其算法需要依赖人工参数而使得其使用受到一定得限制。为了解决这个问题, Krinidis 和 Chatzis 在 2010 年提出了局部邻域信息模糊 C 均值 (Fuzzy Local Information C-means, FLICM) 聚类方法[37], 该方法给出了一种体现 3×3 邻域内诸像素点和中心像素点的距离关系模糊因子, 同时提出了基于此模糊因子的全新目标函数和更新公式。由于此方法中没有人工参数, 所以具有适用性广泛的优点, 近几年来受到了科研人员的重点关注。为了更好地将这个算法运用在变化检测上, Gong 等在 2012 年又对该方法进行改进, 提出了改良局部邻域信息模糊 C 均值 (Reformulated Fuzzy Local Information C-means, RFLICM) 聚类方法[16]。该方法考虑到了 SAR 影像变化检测差异图分析的复杂性, 对模糊因子进行了进一步的研究和改良。经过改良后的模糊因子将邻域大小拓展到 5×5 , 从而体现了两个 3×3 邻域之间的距离关系。改良后的模糊因子不仅保持了原有 FLICM 方法中没有人工参数这样的有点, 还更加细致权衡所利用的邻域信息, 降低了 FLICM 中孤立野点对模糊因子的干扰, 对隶属度的计算更加精确, 使得算法更加适合运用于 SAR 影像变化检测的差异图分析过程。

此外, 马尔可夫随机场 (Markov Random Field, MRF) 也作为为了改进 FCM 的优良工具。被视为 MRF 的二维影像中, 任何一个像素点性质都只和其指定邻域的像素点有关, 而和场内其余像素点无关。Chatzis 和 Varvarigou 在 2008 年将 MRF 中带有能量函数的 Gibbs 表达式加入了 FCM 算法当中, 通过计算点式先验概率来获得隶属度, 并在目标函数中加以加权约束[38]。这种方法拓宽了 FCM 算法的改进思路, 但是其中的加权参数是人工指定的。并且能量函数的表达式较为粗略, 不能很好地应对像 SAR 影像变化检测差异图分析这样相对复杂的任务。因此, Gong 等又在上述方法的基础上提出了一种基于 MRF 的新型 FCM (MRFFCM) 算法[17]。该算法根据能量函数指数形式的特点, 提出了一种带附加项能量函数。附加项充分利用了 3×3 邻域内诸像素点和中心像素点的类别关系和隶属度关系, 根据邻域像素的同属类别个数

来对隶属度进行修正。最后利用最小二乘法来对附加项的参数在不同情况下加以分别拟合,使得整个能量函数能够完全自动地进行计算。此外,该方法待优化的目标函数回归到 FCM 的最原始形式,这是由于精细的能量函数已经可以对隶属度加以约束,而不必要过多去修饰目标函数,即没有了人工加权参数的干预。

2.4 图切法分析差异图热点算法

图切法作为一种优良的影像分割中对函数优化的方法,在近年来 SAR 影像的变化检测中逐渐成为热点的算法。近年来将图切应用到 SAR 影像变化检测的方式主要有两种。第一种方式是将图切算法用于其余分析方法的预处理阶段。例如在上述的聚类法中,往往需要进行初始化,即获得初始的分类情况。差异图的分布特性对变化类的理解和分类的提供了依据。然而由于相干斑噪声、几何校正和辐射校正等的影响,通过假设的概率分布对差异图的变化类和非变化类建模虽然有效,但推广性较差。因此,利用图切算法对影像进行分割,得到较为精确的先验信息以便后续处理便成为了一种常见且有效的方式。例如 Gou 和 Yu 在 2012 年将图切算法应用在 FCM 聚类算法之前,提高了 FCM 分类的精确度[39]。该方法将原始影像进行一定的变形之后,通过邻接图之间的距离关系,初步获得了每一个像素点的初步分类信息。而 Zhang 等也同在 2012 年提出了一种类似的方法,并将这种方法作为基于 GG 模型最大后验概率分割的初始化,因而得名基于图切的 GG 模型(GG Segmentation Based on Graph Cut, GC_GG)分析法[40]。与上述第一种方法不同的是,该方法采用融合思想对图切法本身通过采用加权平均数使其更加细化。

第二种方式是用于能量最小化的优化分析过程。由于 SAR 影像变化检测是对差异图的每个像素进行分类,因此被往往构造为能量最小化问题。Moser 和 Serpico 在 2012 年提出了基于 MRF 的一种图切算法[41]。该方法对像素点及其邻域像素点作以合理的假设:如果一个像素标记为变化类或未变化类,那么它周围的像素极有可能是同样的标记。根据这一假设,该方法利用 line-process 方法保留边缘信息,结合 EM 和对数累积方法(Method of Logcumulants, MoLC)对影像的概率分布模型参数进行精确估计,并选取 MRF 作为工具,通过图切算法不断优化 MRF 的能量函数,最终对差异图中的未变类和变化类进行了有效区分。该方法适用范围广,对超高分辨的 SAR 影像变化检测也十分有效。而在 2014 年, Gong 等研究了差异图的分布特性,提出一种简单有效的局部匹配方法对差

异图进行准确建模,称作局部搜索兼核函数诱导图切(Local Fit-search and Kernel-induced Graph Cut, LFS&KGC)方法[18]。该方法利用了灰度直方图性质,对其有效拟合的子区间进行模型的建立,提高了图切初始化的精度。同时由于 SAR 影像数据的复杂性,生成的差异图往往不适合直接作为数据函数,因此该方法在图切算法中引入核函数,通过核函数转换将影像映射到高维空间,增加影像的可分性,能够有效地对不同等效视数的 SAR 影像进行变化检测任务的执行。

2.5 水平集法分析差异图热点算法

水平集方法通过不断最优化能量函数来更新水平集函数,最终水平集函数值为正和为负的部分分别标记为差异图分析对应的变化类与未变化类,如公式(4)所示:

$$I_B(i, j) = \begin{cases} 1 & \Phi(i, j) > 0 \\ 0 & \Phi(i, j) \leq 0 \end{cases}, \quad (4)$$

其中 $\Phi(i, j)$ 代表了对应于差异图 $I_X(i, j)$ 的水平集函数。

CV 模型是一种基于区域的经典水平集模型,差异图的分析问题可表示为求解某一能量泛函的最小值问题。该模型中的能量函数由三项组成[33]:前两项代表了被分成的两类的类内距离,为基本的函数优化项;最后一项是一个平滑先验项,其物理意义代表了曲线的长度。平滑先验项以加权的方式附加,具有初步平滑噪声的功效。通过梯度下降法可以得到 CV 模型中水平集函数的更新演化偏微分方程。CV 模型用于灰度均匀影像分割获得了很好的效果,能较好的保留影像的细节。为了使 CV 模型能较好的分割灰度不均匀的影像, Li 等在 2008 年提出了加入局部信息的区域规模拟合(Region-scalable Fitting, RSF)模型[42]。该模型在充分分析了基于区域的主动轮廓模型后,把 Gaussian 核函数加入到能量函数的积分式中,平滑了影像;同时对二分类的拟合函数的表达式也在水平集函数的演变中加以推导,最终得到了用卷积形式表达的拟合函数更新表达式。该方法中核函数加入了数据项,所以零水平集部分(轮廓)在演化过程中由被抽取出的局部信息所引导,从而非匀质区域也能得以恰当地处理。

然而 CV 模型需要进行重新初始化,以使得水平集函数在演化过程中保持符号距离函数的特性,从而导致该过程的复杂度大大提升。为了解决 CV 模型需要重新初始化的问题, Li 等在 2005 年提出了正则项的概念[43]。正则项附加在 CV 能量函数之后,可以认为是水平集函数的一个泛函,它的出现避免了复杂的初始化问题,使得每一次水平集函数演化后都能够

尽可能保持符号距离函数特性。在该文中,他们提出了一种基于水平集函数梯度的简单正则项,该正则项在梯度较大的区域取值较大,而在梯度较小的地方取值较小,在水平集函数演化过程中起到了一定的拉伸作用。这个正则项的出现打破了 CV 模型需要重新初始化的桎梏,对水平集分析算法的简化起着重要的意义。但是该正则项在水平集函数梯度小于 1 时和实际期望的物理意义相差较大,于是在 2010 年, Li 等又提出了带有一种全新的正则项的改进 CV (Improved CV, ICV)模型[44]。ICV 模型对上述正则项利用余弦函数进行了改进,且对水平集函数的取值进行了讨论处理,从而弥补了上述正则项在水平集函数值小于 1 时和实际物理意义差距甚远的问题。

然而水平集方法对初始轮廓较为敏感,易陷入局部最优,尤其是当处理噪声影响情况较复杂 SAR 影像的差异图时,这种现象变得更为严重。针对变化检测差异图分析的任务, Bazi 等在 2010 年提出了一种基于多级分辨率水平集 (Multiresolution Level-set, MLS) 的差异图分析方法[19]。该方法首先通过下采样的方式将差异图蜕变为一系列低分辨率的影像;其次,将较低分辨率的影像的水平集分割结果轮廓作为下一级较高分辨率影像的初始轮廓;最后,二值化最后一级分辨率影像(初始生成的差异图)的分割结果,即获得变化检测的最终结果。这种方法在下采样的过程中,将噪声以一定的概率加以弱化或删除,使得水平集第一次分割时能够尽可能少地受噪声影响,并且带有很强的先验信息。在后续分析中,这些先验信息逐步引导水平集函数收敛至全局最优,在复杂的环境下提高了分类精度。

3 几种热点算法的性能比较

我们对第 2 部分所介绍的一些性能优良的热点算法利用真实的 SAR 数据集进行性能对比。我们首先对实验用数据集进行简要介绍,然后分别以图和表格的形式给出几类方法的实验结果,并加以简要分析。

3.1 实验设置

本文中选取两组真实的 SAR 数据集,每一组数据集包含有两幅已配准的不同时刻的 SAR 影像和一幅人工标定的标准参考二值图。

第一组实验的 SAR 影像数据集原始影像及变化检测参考图如图 1 所示,分辨率为 20m。其中数据集的原始影像是分别在 1999 年 4 月和 1999 年 5 月通过欧洲遥感 2 号星载 SAR 传感器在瑞士 Bern 地区获得的。在此时间段内,泛滥的 Aare 河洪水将 Thun 和 Bern 两座城市的部分地区淹没, Bern 机场则是彻底被洪水淹没。前一时刻的 SAR 影像显示了洪水尚未

发生时的情形,后一时刻的 SAR 影像中可以清楚地看出当时泛滥的洪水。两幅影像的尺寸均为 301×301 。而变化参考图通过结合当地真实的陆地信息和专家知识得到。

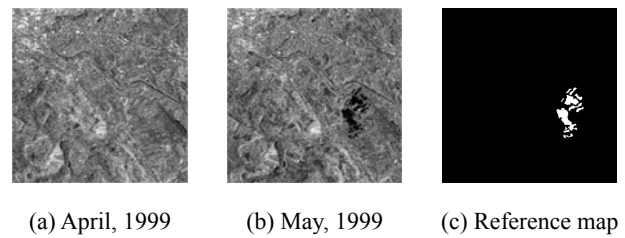


Fig. 1 Bern dataset.

图 1. Bern 数据集

第二组数据集是由 RADARSAT-SAR 卫星分别在 1997 年 5 月和 1997 年 8 月拍摄的,分辨率为 12m,影像大小为 290×350 。该数据集反映的是加拿大 Ottawa 地区受雨季影响其地表变化情况。此时间段正值 1997 年的雨季过后,河道明显变窄。从图 2 可以清楚地看出河水退去后露出的大范围陆地区域。变化参考图通过结合当地真实的陆地信息和专家知识得到。

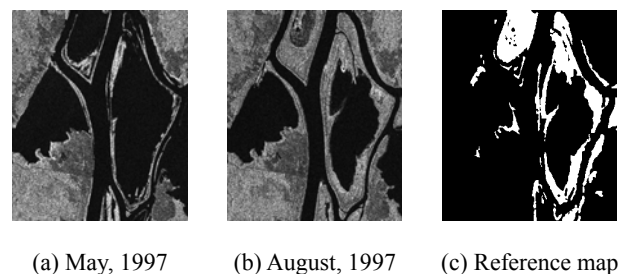


Fig. 2 Ottawa dataset.

图 2. Ottawa 数据集

差异图的生成算法评估中,我们绘出每一幅差异图对应的受试者工作特征 (Receiver Operating Characteristic, ROC) 曲线[24],曲线上的数据点代表了遍历灰度级的诸阈值分割下的一系列虚警率(False Alarm Rate)和检测率(Detection Rate) 的对应点。为了观察细节,我们给出了点(0,1)附近的局部放大图。曲线下的面积大小(Area under the Curve, AUC) 用来作为性能的评判, AUC 越大代表差异图性能越良好。

差异图的分析算法中,我们采用通用的错检数 (False Positive, FP)、漏检数(False Negative, FN)、总错误数(Overall Errors, OE)和 Kappa 系数(Kappa Coefficient, KC)四项指标作为评估指标。FP 代表了本属于未变化类却被检测为变化类的像素点数, FN 代表本属于变化类却被检测为未变化类的像素点数,

OE 则是 FP 和 FN 两者的加和。这三项指标越小表明差异图分析结果越好。KC 的数值表征了经过差异图分析生成的最终的二值图与真实参考图的接近程度，KC 越接近于 1 表明差异图分析结果越接近于真实参考图。参考文献[15]给出了每项指标的具体计算方法，并且指出，由于 KC 中包含了更多的分类信息，所以它是一个比 OE 更能反映分类优劣的指标。

3.2 差异图生成算法对比结果

在这里我们分别对两组数据集使用 LR、MR、CDI、NR、WF 和 IT 六种方法生成差异图。Bern 数据集对应差异图和对应 ROC 曲线及其对应面积大小分别在图 3、图 4 和表 1 中给出。

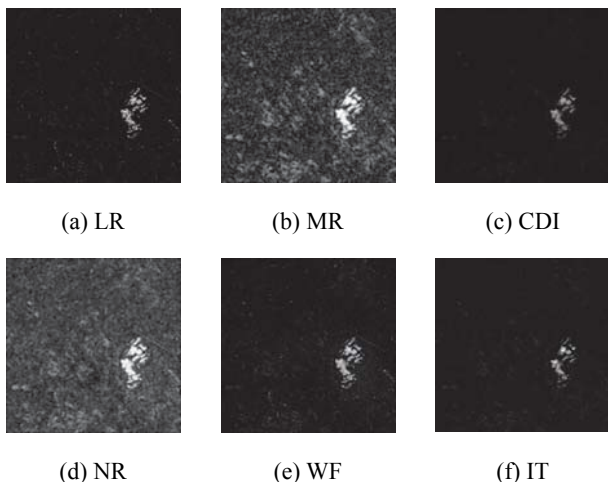
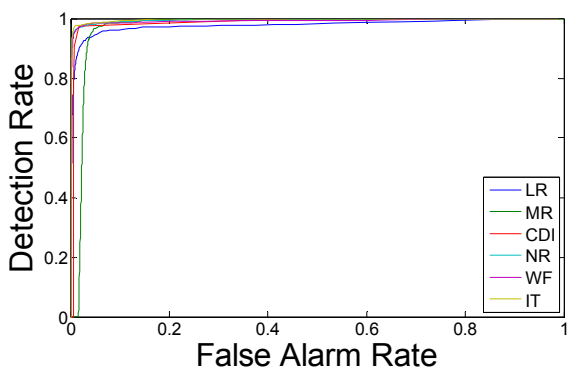
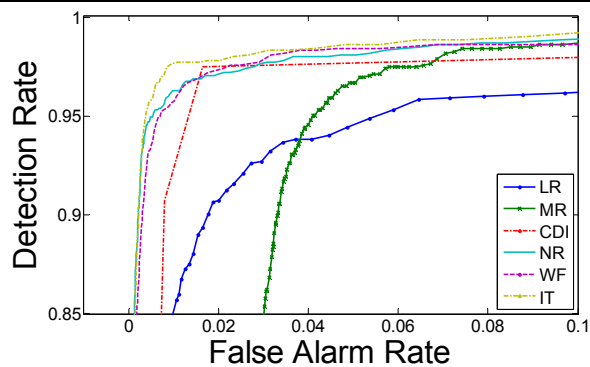


Fig. 3 Six change index images of the Bern dataset.

图 3. Bern 数据集六种差异图



(a) Complete curves



(b) Zoom of the curves

Fig. 4 ROC curves of the change index images of the Bern dataset.

图 4. Bern 数据集六种差异图的 ROC 曲线

Table 1 Values of AUC of change index of the Bern dataset

表 1 Bern 数据集差异图的 AUC 值						
	LR	MR	CDI	NR	WF	IT
AUC	0.9780	0.9738	0.9887	0.9964	0.9919	0.9970

Ottawa 数据集对应差异图如图 5 所示。对应 ROC 曲线及其对应面积大小分别在图 6 和表 2 中给出。

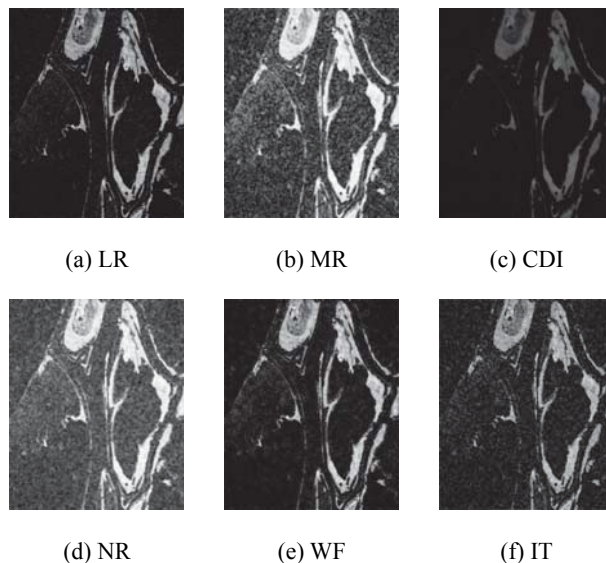
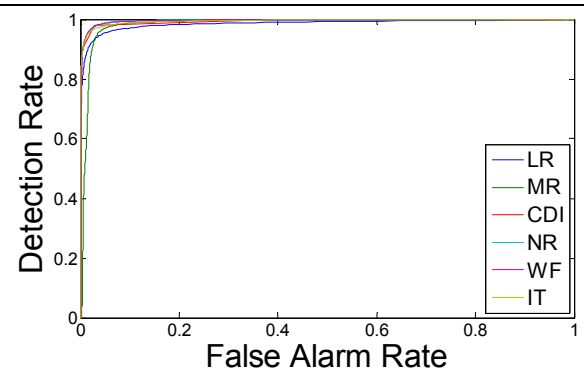
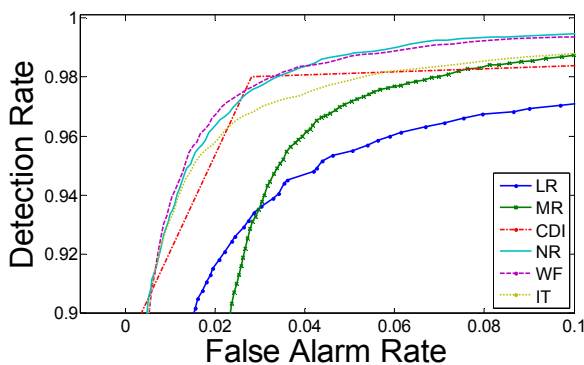


Fig. 5 Six change index images of the Ottawa dataset.

图 5. Ottawa 数据集六种差异图



(a) Complete curves



(b) Zoom of the curves

Fig. 6 ROC curves of the change index images of the Ottawa dataset.

图 6. Ottawa 数据集六种差异图的 ROC 曲线

Table 2 Values of AUC of change index of the Ottawa dataset

表 2 Ottawa 数据集差异图的 AUC 值

	LR	MR	CDI	NR	WF	IT
AUC	0.9859	0.9852	0.9928	0.9967	0.9960	0.9942

从两组数据集的 ROC 曲线及其局部放大图可以看出经过改进的几种方法的曲线部分更加靠近(0,1)点,即改进后的差异图有获得更高正确率的潜力。而从其分别的 AUC 值也可以看出这五种改进算法对两种基本方法具有显著的改进效果,验证了融合策略和模型距离算子的有效性。另外,由于 NR 差异图和 WF 差异图都是基于基本比值差异图的融合算法,故相对于 CDI 差异图来说具有更好的性能。

3.3 阈值法分析差异图实验对比结果

这里使用前面介绍过的热点算法 GKI、EM 和 LF&SEM 来分析 LR 差异图。三种算法均是基于灵活的 GG 模型。Bern 数据集对应四种方法的二值图及其指标评价如图 7 和表 3 所示。



(a) GKI (b) EM (c) LF&SEM

Fig. 7 Final maps of the Bern dataset through the threshold methods.

图 7. Bern 数据集阈值分析结果图

Table 3 Values of the evaluation criteria of the Bern dataset through the threshold methods

表 3 Bern 数据集阈值分析结果指标评估值

	FP	FN	OE	KC
GKI	513	56	569	0.7913
EM	435	69	504	0.8089
LF&SEM	106	176	282	0.8725

Ottawa 数据集对应三种方法的二值图及其评价指标值如图 8 和表 4 所示。



(a) GKI (b) EM (c) LF&SEM

Fig. 8 Final maps of the Ottawa dataset through the threshold methods.

图 8. Ottawa 数据集阈值分析结果图

Table 4 Values of the evaluation criteria of the Ottawa dataset through the threshold methods

表 4 Ottawa 数据集阈值分析结果指标评估值

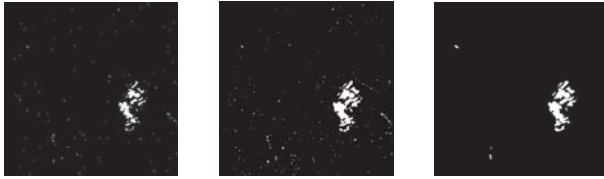
	FP	FN	OE	KC
GKI	2708	323	3031	0.8942
EM	3909	321	4230	0.8565
LF&SEM	1183	947	2130	0.9216

可以看出,近年的热点阈值分析方法都取得了较好的效果,均检测出了两组数据集变化区域的整体轮廓,和标准参考图比较接近。从黑色背景区域上的白色错检点的数量可以看出,各个方法都有一定的去噪能力。但是从表中可以看出,由于单纯使用 KI 或者 EM 阈值的选择方法相对比较粗略,这些方法在不同的数据集表现出的性能好坏并不稳定。而 LF & SEM 方法不但由于 KC 值优于其余方法而在分析精度方面占用很大的优势,同时能在两组数据集中皆体现出这种稳定的优势。

3.4 聚类法分析差异图实验对比结果

这里使用热点变化检测聚类算法 RFLICM 和 MRFFCM,并把其和原始的 FCM 算法加以对比。Bern 数据集对应三种方法的二值图及其指标评价如图 9

和表5所示。



(a) FCM (b) RFLICM (c) MRFFCM

Fig. 9 Final maps of the Bern dataset through the clustering methods.

图9 Bern数据集阈值分析结果图

Table 5 Values of the evaluation criteria of the Bern dataset through the clustering methods

表5 Bern数据集聚类分析结果指标评估值

	FP	FN	OE	KC
FCM	190	349	539	0.7464
RFLICM	723	61	784	0.8132
MRFFCM	364	47	411	0.8413

Ottawa数据集对应三种方法的二值图及其指标评价如图10和表6所示。



(a) FCM (b) RFLICM (c) MRFFCM

Fig. 10 Final maps of the Ottawa dataset through the clustering methods.

图10. Ottawa数据集阈值分析结果图

Table 6 Values of the evaluation criteria of the Ottawa dataset through the clustering methods

表6 Ottawa数据集聚类分析结果指标评估值

	FP	FN	OE	KC
FCM	42	2319	2741	0.8935
RFLICM	2381	469	2850	0.9075
MRFFCM	1636	712	2348	0.9151

从图上可以看出，通过改进FCM，两种方法都可以更多保留变化区域的细节，使得更多不易检测的区域得以检测出，这是由于两种方法充分使用了邻域信息的缘故。同时这两种方法在抑制相干斑噪声影响方面也各具优势。从表格上的数据可以清楚地看出两种方法的KC值较原始FCM均有提升，证实了在聚类方法中利用邻域信息的有效性。

3.5 图切法分析差异图实验对比结果

这里使用热点变化检测图切法GC_GG和LFS&KGC来进行LR差异图分析。Bern数据集对应两种方法的二值图及其指标评价如图11和表7所示。



(a) GC_GG (b) LFS&KGC

Fig. 11 Final maps of the Bern dataset through the graph cut methods.

图11. Bern数据集图切分析结果图

Table 7 Values of the evaluation criteria of the Bern dataset through the graph cut methods

表7 Bern数据集图切分析结果指标评估值

	FP	FN	OE	KC
GC_GG	442	67	509	0.8076
LFS&KGC	136	176	312	0.8558

Ottawa数据集对应两种方法的二值图及其指标评价如图12和表8所示。



(a) GC_GG (b) LFS&KGC

Fig. 12 Final maps of the Ottawa dataset through the graph cut methods.

图12. Ottawa数据集图切分析结果图

Table 8 Values of the evaluation criteria of the Ottawa dataset through the graph cut methods

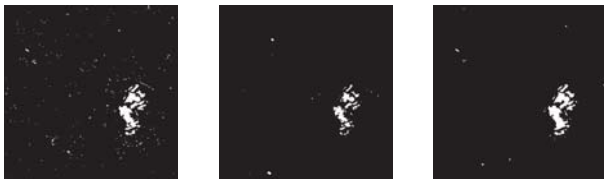
表8 Ottawa数据集图切分析结果指标评估值

	FP	FN	OE	KC
GC_GG	776	2252	3028	0.8836
LFS&KGC	3566	285	3851	0.8845

从以上结果可以看出，图切法不论是用在预处理方面还是用在函数优化分析方面均有较好的效果。从图中来看，这主要体现边缘细节的保持方面。在GC_GG方法中，图切的过分割预处理给利用GG分析打下了良好的基础；而在LFS&KGC方法中，核函数的加入使得像素的分类更加精确，通过平滑影像降低了噪声因素带来了干扰，与此同时也较为完好地保存了变化区域的边缘细节。

3.6 水平集法分析差异图实验对比结果

这里使用热点水平集法ICV、RSF和MLS来进行LR差异图分析。Bern数据集对应三种方法的二值图及其指标评价如图13和表9所示。



(a) ICV (b) RFS (c) MLS

Fig. 13 Final maps of the Bern dataset through the level-set methods.

图 13. Bern 数据集水平集分析结果图

Table 9 Values of the evaluation criteria of the Bern dataset through the level-set methods

表 9 Bern 数据集水平集分析结果指标评估值

	FP	FN	OE	KC
ICV	656	78	732	0.8147
RFS	113	323	436	0.7381
MLS	375	62	437	0.8631

Ottawa 数据集对应三种方法的二值图及其指标评价如图 14 和表 10 所示。



(a) ICV (b) RFS (c) MLS

Fig. 14 Final maps of the Ottawa dataset through the level-set methods.

图 14. Ottawa 数据集水平集分析结果图

Table 10 Values of the evaluation criteria of the Ottawa dataset through the level-set methods

表 10 Ottawa 数据集水平集分析结果指标评估值

	FP	FN	OE	KC
ICV	1381	234	1615	0.9449
RFS	3162	208	3370	0.8971
MLS	855	540	1395	0.9496

可以看出水平集法分析差异图会有同样能获得相对较高的精确度。RSF 由于加入了局部区域信息,使得差异图在被分析时有着较强的平滑功能,对于抑制相干斑噪声带来的影响起到了有效的作用,但也会因此造成一些局部细节的损失。ICV 在 CV 模型加入的正则项,不仅能达到相当的精度,同时避免了要重新初始化的繁杂工作,降低了时间和空间复杂度。但同时也可以看出对于 SAR 影像变化检测中的分析差异图这样相对复杂的工作,以上两种方法并不是最优算法;而 MLS 作为一种专门面向 SAR 影像变化检测任务的方法,通过多分辨初始化,逐步锁定了变化区域的范围,具有更鲁棒的初始化特性。

4 总结与展望

本文首先介绍了变化检测的概念,并说明了 SAR 影像变化检测的重要意义和难点所在。然后根据变化检测的一般步骤,总结了近年来国内外在 SAR 影像变化检测差异图生成和差异图分析的诸多热点方法。差异图生成方面的热点算法主要是对几类基本方法的融合,其方式包含有空域和变换域融合等。差异图分析方法是学者们重点研究的内容,在影像分割中的诸多算法根据 SAR 变化检测本身的复杂特点被针对性地改进。通过对两组数据集的实验,我们可以看出这些热点算法的有效性和鲁棒性。

传统的变化检测研究往往着重于差异图的分析阶段。在这个阶段里,阈值法简单易行,但因为模型选择问题使得应用在一定程度上受限。聚类法、图切法和水平集法的改进算法都是利用了各种空域信息。从所介绍的近年各种热点算法中可以看出,空域信息扮演着极为重要的角色,它使得对孤立像素点强度的操作转变为对像素点群体的操作。也正是因为空域信息的启发,变化检测开始逐渐突破了之前研究差异图分析这一单一局面,逐渐关注到差异图的生成这一基础阶段。在这一阶段的热点算法中,有利的空域信息进行了有效融合,不利的空域信息被剔除,从而提高了差异图质量,更加利于后续的分析处理。当下的 SAR 影像变化检测更是有着两个阶段协同进行的趋势。

尽管如此,上述的空域信息基本上仅限于局部的邻域信息。事实上,许多方法是基于像素局部邻域信息的规律性假设,但由于 SAR 影像信息分布不规律的特性,很难寻找到一种理想的假设模型。实际上,对于包含较强边缘和纹理信息的邻域,这些假设一般都难以成立。参考文献[45]指出,相对于基于局部统计假设的方法,非局部信息利用了整幅影像的空间信息,因此可以在去噪的同时很好的保存结构信息。参考文献[46]将非局部均值用于影像去噪方面。该文献表明利用影像块相似度,对未配准的影像也可进行非局部均值去噪处理。利用非局部信息,一个纹理或边缘图块可通过影像中其他相似的纹理或边缘图块得以完好的保存甚至修复。所以我们认为如果在 SAR 影像变化检测中有效加入非局部信息,将会带来更加出色的性能。

自从 2008 年汶川特大地震发生以来, SAR 影像变化检测因为在抗震救灾方面的突出作用而被越来越多的科研团体、机构所重视,而对其检测精度又提出了进一步的要求。上述检测方法均为基于像素的方法,事实上,变化检测越来越注重所检测的变化类型。因此,有必要对变化的地物识别进行深入地研究[47]。尤其是识别水域的变化,因其在救灾工作中的重要作

用也越来越受研究者所青睐[48]。与此同时,为了保证应用的广泛适用性,非同源传感器影像之间的变化检测算法研究也显得尤为重要。文献[49]对上述的问题进行了初步的研究,利用极具鲁棒性的深度神经网络[50]提取地物特征,构建了特征映射函数,建立两幅影像之间的联系,通过训练映射函数,计算映射误差,得到差异图。这类利用深度神经网络的方法并未强调 SAR 影像本身的特性,因此具有相当的普适性,给这类较为复杂的变化检测任务指明了方向。

近年来,一些应用领域对变化检测方法的计算效率也提出了更高的要求。本文所进行的实验是在以中央处理单元(Central Process Unit, CPU)为核心处理器的计算机上运行的。而近年来又有了以图形处理单元(Graph Process Unit, GPU)并行处理器为核心的实验机器。GPU 具有较高的加速性能及较低的成本[51], [52], 使得算法运行时间和物料成本得以节约。目前 Zhu 等已经在参考文献[53]中利用 GPU 对变化检测进行初步尝试,加速效果可以达到原先的 63~145 倍,由此可见其具有极大的应用潜力。因此,我们认为有必要进一步探究和 GPU 并行运算相关的 SAR 影像变化检测技术。这对于 SAR 影像(尤其是表征大区域的 SAR 影像)变化检测同样会起到重要而深远的意义。

参 考 文 献

- [1] Chavez P S, Mackinnon D J. Automatic detection of vegetation changes in the southwestern United States using remotely sensed images [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1994, 60(5): 1285-1294
- [2] Bruzzone L, Serpico S B. An iterative technique for the detection of land-cover transitions in multispectral remote sensing images [J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(4): 858-867
- [3] Yousif O, Ban Yifang. Improving SAR-Based Urban Change Detection by Combining MAP-MRF Classifier and Nonlocal Means Similarity Weights [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observation Remote Sensing*, 2014, 7(10): 4288-4300
- [4] Ban Yifang, Yousif O. Multitemporal spaceborne SAR data for urban change detection in China [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observation Remote Sensing*, 2012, 5(4): 1087-1094
- [5] Hu Hongtao, Ban Yifang. Unsupervised change detection in multitemporal SAR images over large urban areas [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observation Remote Sensing*, 2014, 7(8): 3248-3261
- [6] Hame T, Heiler I, Miguel-Ayanz J S. An unsupervised change detection and recognition system for forestry [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(6): 1079-1099
- [7] Chen Yuan, Zhang Rong, Yin Dong. Multi-polarimetric SAR image compression based on sparse representation [J]. *Science China*, 2012, 55(8): 1888-1897
- [8] Lee J S, Pottier E. *Polarimetric radar imaging: From basics to applications* [M]. Boca Raton, FL: CRC Press, 2013
- [9] Bruzzone L, Prieto D F. An adaptive semiparametric and context-based approach to unsupervised change detection in multi-temporal remote-sensing images [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2002, 11(4): 452-466
- [10] Bazi Y, Bruzzone L, Melgani F. An unsupervised approach based on the generalized Gaussian model to automatic change detection in multitemporal SAR images [J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(4): 874-887
- [11] Zheng Yaoguo, Zhang Xiangrong, Hou Biao, et al. Using combined difference image and k-means clustering for SAR image change detection [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(3): 691-695
- [12] Gong Maoguo, Cao Yu, Wu Qiaodi. A neighborhood-based ratio approach for change detection in SAR images [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(2): 307-311
- [13] Ma Jingjing, Gong Maoguo, Zhou Zhiqiang. Wavelet fusion on ration images for change detection in SAR images [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(6): 1122-1126
- [14] Moser G, Serpico S B. Generalized minimum-error thresholding for unsupervised change detection from SAR amplitude imagery [J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(10): 2972-2982
- [15] Su Linzhi, Gong Maoguo, Sun Bo, et al. Unsupervised change detection in SAR images based on locally fitting model and semi-EM algorithm [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(2): 621-650
- [16] Gong Maoguo, Zhou Zhiqiang, Ma Jingjing. Change detection in synthetic aperture radar images based on image fusion and fuzzy clustering [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2012, 21(4): 2141-2151
- [17] Gong Maoguo, Su Linzhi, Jia Meng, et al. Fuzzy clustering with a modified MRF energy function for change detection in synthetic aperture radar images [J]. *IEEE Trans on Fuzzy System*, 2014, 22(1): 98-109
- [18] Gong Maoguo, Jia Meng, Su Linzhi. Detecting changes of the Yellow River estuary via SAR images based on local fit-search model and kernel-induced graph cuts [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014(11-12), 35: 4009-4030
- [19] Bazi Y, Melgani F, Al-Sharari H D. Unsupervised change detection in multispectral remotely sensed imagery with level set methods [J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(8): 3178-3187
- [20] Gong Maoguo, Zhao Shengmeng, Jiao Licheng, et al. A novel coarse-to-fine scheme for automatic image registration based on SIFT and mutual information [J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(7): 4328-4338
- [21] Liu S C, Fu C W, Chang S. Statistical change detection with moments under time-varying illumination [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 1998, 7(9): 1258-1268

- [22] Rignot E J M, Zyl J J V. Change detection techniques for ERS-1 SAR data [J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 1993, 31(4): 896-906
- [23] Bovolo F, Bruzzone L. A detail-preserving scale-driven approach to change detection in multitemporal SAR images [J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(12): 2963-2972
- [24] Inglada J, Mercier G. A new statistical similarity measure for change detection in multitemporal SAR images and its extension to multiscale change analysis [J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(5): 1432-1445
- [25] Kittler J, Illingworth J. Minimum error thresholding [J]. *Pattern Recognition*, 1986, 19(1): 41-47
- [26] Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm [J]. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1977, 39: 1-38
- [27] Celik T. Unsupervised change detection of satellite images using local gradual descent [J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(5): 1919-1929
- [28] Ghosh A, Mishra N S, Ghosh S. Fuzzy clustering algorithms for unsupervised change detection in remote sensing images [J]. *Information Science*, 2011, 181(4): 699-715
- [29] Salah M B, Mitiche A, Ayed I B. Multiregion image segmentation by parametric kernel graph cuts [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2011, 20(2): 545-557
- [30] Hwang Y, Kim J S, Kweon I. Change detection using a statistical model of the noise in color images [C]// *IEEE Conference on Intelligent Robots and System*. NY: IEEE, 2004. 2713-2718
- [31] Chen Keming, Huo Chunlei, Zhou Zhixin, et al. Unsupervised change detection in SAR image using graph cuts [C]// *IEEE Int'l Geoscience and Remote Sensing Symposium*. NY: IEEE, 2008: 1162-1165
- [32] Boykov Y, Veksler O, Zabih R. Fast approximate energy minimization via graph cuts [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(11): 1222-1239
- [33] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Process*, 2001, 10(2): 266-277
- [34] Mumford D, Shah J. Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989, 42(5): 577-685
- [33] Gong Maoguo, Li Yu, Jiao Licheng, et al. SAR change detection based on intensity and texture changes [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 93: 123-135
- [34] Bruzzone L, Prieto D F. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection [J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38(3): 1171-1182
- [35] Bazi Y, Bruzzone L, Melgani F. Image thresholding based on the EM algorithm and the generalized Gaussian distribution [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(2): 619-634
- [36] Cai Weiling, Chen Songcan, Zhang Daoqiang. Fast and robust fuzzy C-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(3): 825-838
- [37] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information c-means clustering algorithm [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2010, 19(5): 1328-1337
- [38] Chatzis S P, Varvarigou T A. A fuzzy clustering approach toward hidden Markov random field models for enhanced spatially constrained image segmentation [J]. *IEEE Trans on Fuzzy System*, 2008, 16(5): 1351-1361
- [39] Gou Shuiping, Yu Tiantian. Graph based SAR images change detection [C]// *IEEE Int'l Geoscience and Remote Sensing Symposium*. NY: IEEE, 2012: 2152-2155
- [40] Zhang Xiaohua, Chen Jiawei, Meng Hongyun. A novel SAR image change detection based on graph-cut and generalized Gaussian model [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(1): 14-18
- [41] Moser G, Serpico S B. Unsupervised change detection with high-resolution SAR images by edge-preserving Markov random fields and graph-cuts [C]// *IEEE Int'l Geoscience and Remote Sensing Symposium*. NY: IEEE, 2012: 1984-1987
- [42] Li Chunming, Kao C Y, Gore J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2008, 17(10): 1940-1949
- [43] Li Chunming, Xu Chenyang, Gui Changfeng, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C]// *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. NY: IEEE, 2005. 430-436
- [44] Li Chunming, Xu Chenyang, Gui Changfeng, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2010, 19(12): 3243-3254
- [45] Buades A, Coll B, Morel J M. A review of image denoising algorithms, with a new one [J]. *Multiscale Modeling & Simulation*, 2005, 4(2): 490-530
- [46] Su Xin, Deledalle C, Tupin F, et al. Two-step multitemporal nonlocal means for synthetic aperture radar images [J]. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(10): 6181-6196
- [47] Hussain M, Chen Dongmei, Cheng A, et al. Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 80: 91-106
- [48] Li Jinji, Jiao Licheng, Zhang Xiangrong, et al. Detection for flood change with SAR images based on fusion and T-distribution [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2011, 48(2), 271-280(in Chinese)
(李金基, 焦李成, 张向荣, 等. 基于融合和 T-分布的 SAR 图像水灾变化检测[J]. *计算机研究与发展*, 2011, 48(2): 271-280)
- [49] Zhao Jiaojiao, Gong Maoguo, Liu Jia, et al. Deep learning to classify difference image for image change detection [C]// *2014 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. NY: IEEE, 2014: 411-417
- [50] Yu Kai, Jia Lei, Chen Yuqiang, et al. Deep learning: yesterday, today and

tomorrow [J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(9): 1799-1804(in Chinese)

(余凯, 贾磊, 陈雨强, 等. 深度学习的昨天、今天和明天[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(9): 1799-1804)

[51] Setoain J, Prieto M, Tenllado C, et al. GPU for parallel on-board hyperspectral image processing [J]. International Journal of High Performance Computing Applications, 2008, 22(4): 424-437

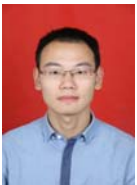
[52] Luo Xinyuan, Chen Gang, Wu Sai. A GPU-accelerated highly compact and encoding based database system [J]. Journal of Computer Research and Development, 2015, 52(2): 362-376(in Chinese)

(骆歆远, 陈刚, 伍赛. 基于 GPU 加速的超精简型编码数据库系统[J]. 计算机研究与发展, 2015, 52(2): 362-376)

[53] Zhu Huming, Cao Yu, Zhou Zhiqiang, et al. Parallel Unsupervised Synthetic Aperture Radar Image Change Detection on a Graphics Processing Unit [J]. International Journal of High Performance Computing Applications, 2013, 27(2): 109-122.



Gong Maoguo, born in 1979. He received the B.S. degree in electronic engineering and Ph.D. degree in electronic science and technology from Xidian University, Xi'an, China, in 2003 and 2009, respectively. He is currently a full Professor with Xidian University, Xi'an, China. His research interests are in the area of computational intelligence with applications to optimization, learning, data mining and image understanding. He is a senior member of IEEE and Chinese Computer Federation. (gong@ieee.org)



Su Linzhi, born in 1989. PhD candidate in circuit and system at the School of Electronic Engineering, Xidian University. His research interests include computational intelligence and image understanding. (Omeegasulz@gmail.com)



Li Hao, born in 1990. PhD candidate in pattern recognition and intelligent systems at the School of Electronic Engineering, Xidian University. His research interests include computational intelligence and image understanding. (Omealihao@gmail.com)



Liu Jia, born in 1991. PhD candidate in pattern recognition and intelligent systems at the School of Electronic Engineering, Xidian University. His research interests include computational intelligence and image understanding. (Omejaliuj@gmail.com)